

PREDIKSI RISIKO DAN *TRAJEKTORY* MORTALITAS DARI PASIEN *INTENSIVE CARE UNIT* (ICU) MENGGUNAKAN MODEL SURVIVAL

STUDI KASUS: RUMAH SAKIT UNIVERSITAS KRISTEN INDONESIA, JAKARTA

Oleh:
Wilson Rajagukguk

Universitas Kristen Indonesia,

ABSTRAK

Model dan metode survival digunakan ketika sebuah variabel tidak bebas dalam bentuk kelangsungan hidup. Variabel Terikat model survival diamati hingga sebuah peristiwa (*event*) terjadi. Nilai dari sebuah variabel terikat dari data survival adalah mengalami peristiwa (*event*), atau tersensor. Data tersensor adalah data yang ‘keluar’ dari pengamatan. Kasus tersensor terjadi karena data keluar dari pengamatan, hilang, atau tidak mengalami peristiwa (*event*) hingga pengamatan berakhir. Peristiwa (*event*) dalam penelitian ini adalah kasus meninggalnya seorang pasien. Variabel terikat dalam penelitian ini adalah lama (waktu) seorang pasien menjalani pengobatan di unit pelayanan *Intensive Unit Care* Rumah Sakit Universitas Kristen (ICU RS UKI) Jakarta. Pasien yang masuk dalam pelayanan pengobatan diamati (hari) hingga terjadi sebuah peristiwa kematian atau tersensor. Variabel bebas adalah rekam medis kesehatan seorang pasien. Variabel bebas yang signifikan adalah kadar Natrium dan Kalium dalam darah pasien. *Kaplan Meyer Graphical Analysis* dan *log-rank test* menunjukkan tidak ada perbedaan risiko kematian antara pasien laki-laki dan perempuan. Selanjutnya dengan Model Cox-Proportional Hazard didapat bahwa setiap peningkatan satu unit Natrium meningkatkan risiko kematian pasien sebesar 1,015 kali dan setiap peningkatan satu unit Kalium akan meningkatkan risiko kematian sebesar 1,1527 kali.

Kata kunci: Model dan metode survival, peristiwa (*event*), data tersensor, Kaplan Meyer Graphical Analysis, log-rank test, Model Cox-Proportional Hazard, ICU Rumah Sakit – Universitas Kristen Indonesia.

ABSTRACT

Survival model and method are used when the predictor variable is a survivorship. The predictor variable is observed until an event occurs. The value of the predictor variable in survival data is experiencing an event or censored. A censored data is the data which come out from an observation. Censored cases happen when the data come out from an observation, are missing, or experience an event until the observation ends. The event in this study is the death of a patient. The predictor variable is the duration of a patient admitted at the intensive care unit at the Indonesian Christian University hospital in Jakarta Indonesia. The duration (days) since the patients were admitted to the hospital and experienced a death or censored were recorded. The covariates are the medical record of a patient. These include natrium and calium level in a patient’s blood. The results of Kaplan Meyer Graphical Analysis and log-rank test show that there is no difference in the death risk between male and female patients. Moreover, the results of Cox’ proportional hazard model indicate that a unit increase in natrium level will increase the risk of death 1.1527 times.

Key words: Survival Model, event, censored data, Kaplan Meyer Graphical Analysis, log-rank test, Model Cox-Proportional Hazard Model, ICU Rumah Sakit, Universitas Kristen Indonesia.

PENDAHULUAN

Dalam mengelola sebuah rumah sakit, diperlukan studi dan penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kematian pasien untuk mendukung tenaga medis dan rumah sakit dalam menolong pasien. Penelitian ini ditujukan untuk menyajikan sebuah studi untuk memprediksi luaran seorang pasien. Diperlukan penelitian yang lebih komprehensif untuk mempelajari faktor atau risiko yang mempengaruhi tingkat kematian seorang pasien yang dirawat dengan seksama pada bagian *Intensive Care Unit* (ICU) sebuah rumah sakit. Pasien yang dirawat dalam sebuah rumah sakit mengalami dua luaran. Luaran yang pertama adalah tetap hidup hingga masa studi atau meninggal. Tetapi sebelum mengalami salah satu dari dua luaran tersebut, pasien tersebut mengalami ‘waktu kelangsungan hidup’ (*survivorship*). Pasien tersebut mengalami masa atau jangka waktu sebelum mengalami peristiwa. Banyak faktor yang dapat mengakibatkan atau berdampak pada probabilitas kematian seorang pasien. Dalam hal ini, dikelompokkan menjadi dua bagian. Kelompok faktor pertama adalah faktor yang terdapat dalam diri pasien, dan kelompok faktor kedua adalah pelayanan perawatan yang datang dari luar tubuh pasien. Model yang dapat digunakan untuk menganalisis data sejenis adalah *Model Survivor* (Model Kelangsungan Hidup)

Survival analysis adalah sebuah kumpulan prosedur statistik untuk menganalisis data dimana variabel independennya merupakan sebuah (*variabel*) waktu sampai terjadinya sebuah peristiwa (*event*) tertentu atau titik akhir pengamatan (*end point*). Yang dimaksud dengan (*variabel*) waktu dapat dinotasikan dengan satuan: tahun, bulan, minggu, atau hari. Suatu individu yang akan dianalisis ‘diikuti terus’ hingga sebuah peristiwa terjadi. Dengan demikian ‘variabel’ waktu dapat juga dinyatakan dalam ‘umur’ sebuah individu ketika peristiwa terjadi.

- Peristiwa (*event*) dapat berupa kematian, kejadian penyakit, (penyakit) kambuh, pulih dari penyakit (*recovery*), bola lampu putus, berhenti bekerja, berhenti merokok, menikah, atau pengalaman tertentu yang diamati yang dapat terjadi pada sebuah individu.
- Meskipun lebih dari satu peristiwa dapat terjadi pada analisis yang sama, umumnya diasumsikan bahwa hanya satu peristiwa yang diamati pada suatu analisis. Ketika lebih dari satu peristiwa diamati (misal kematian yang disebabkan oleh beberapa penyebab), problem statistika dapat dikenali dengan sebuah istilah – *recurrent events* atau *competing risk*.
- Dalam survival analysis, umumnya variabel waktu umumnya dinyatakan sebagai *survival time*, karena menyatakan waktu sebuah individu ‘bertahan hidup’ sampai sebuah peristiwa terjadi.
- Diperkenalkan juga terminologi ‘*failure*’/gagal, karena peristiwa yang diamati, seperti kematian, kejadian penyakit, terputus/matinya sebuah bola lampu, berhentinya pemakaian sebuah produk industri oleh konsumen, berhentinya pemakaian sebuah alat kontrasepsi atau suatu pengalaman negatif individu. Akan tetapi dapat juga berupa sesuatu yang bernilai positif, misal ‘waktu untuk kembali bekerja setelah peristiwa prosedur operasi tertentu dari sejumlah pasien’.
- Dalam riset kedokteran/medis, time origin (awal pengamatan) sering berkenaan dengan perekrutan seorang individu ke dalam sebuah studi/eksperimen, seperti percobaan klinis (*clinical trial*) untuk membandingkan dua atau lebih perlakuan (*treatments*). Beberapa contoh dalam hal ini dapat terjadi dalam hal diagnosa dari

sebuah kondisi tertentu, permulaan dari sebuah treatment, atau terjadinya beberapa peristiwa yang merugikan.

Jika titik akhir merupakan peristiwa kematian seorang pasien, data yang dihasilkan secara literatur disebut *survival times*. Akan tetapi data sejenis dapat juga diperoleh ketika *end point* tidak selalu kematian, seperti hilangnya rasa sakit, atau kambuhnya gejala penyakit. Dalam kasus ini, observasi sering dirujuk sebagai data waktu ke kejadian (*time to event*).

Metode yang dipelajari untuk menganalisis data survival dapat digunakan ketika variabel respon merupakan sebuah waktu kelangsungan hidup (*survival time*).

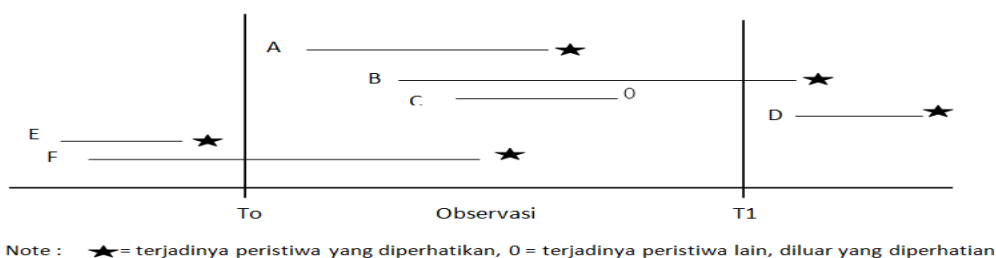
Metode ini dapat juga diaplikasikan pada data dari area yang lain, seperti kelangsungan hidup dari hewan dalam sebuah studi eksperimen, waktu yang diperlukan suatu individu untuk menyelesaikan sebuah pekerjaan dalam eksperimen psikologi, masa hidup (*lifetimes*) dari industri atau komponen elektronik.

Dalam studi ini, metode survival analisis diaplikasikan pada data yang didapat dari riset kedokteran (*medis*), data untuk alasan ini diskusi akan diarahkan pada kelangsungan hidup seorang individu dari *entry* pada sebuah studi hingga meninggal.

Data tersensor

Hampir semua survival analysis perlu mengenal sebuah terminologi yang dinamakan *sensoring* (*censoring*). *Sensoring* terjadi ketika kita mempunyai informasi tentang individual survival time, tetapi tidak diketahui survival time dengan tepat. Satu dari keuntungan utama dari model hazard rate untuk analisis 'duration data', jika dibanding dengan metode konvensional seperti analisis regresi linier, adalah kapasitasnya untuk mengatasi permasalahan jenis-jenis tertentu dari observasi tersensor. *Sensoring* terjadi ketika informasi yang tidak lengkap terjadi pada masa risiko karena sebuah periode pengamatan yang terbatas.

Gambar 1, mengilustrasikan 6 situasi yang dapat terjadi sehubungan dengan observasi tersensor



Gambar 1.
Bentuk Data Survival

Pada gambar 1, misalkan diadakan sebuah studi yang dimulai pada waktu T_0 dan berakhir pada waktu T_1 . Kita perhatikan subjek A. Seluruh periode risiko untuk subjek A jatuh di dalam periode pengamatan. Subjek A memasuki pengamatan hingga mengalami peristiwa yang diamati, jatuh pada periode pengamatan. Tidak ada *sensoring* dalam observasi ini.

Periode risiko pada subjek B dimulai dalam masa observasi, subjek ini tidak mengalami peristiwa ketika masa observasi berakhir pada T_1 . Subjek dalam observasi ini (subjek B) tersensor kanan (*right censored*) pada T_1 . Jenis sensor kanan umumnya terjadi pada tanggal survey. Subjek C mengalami sensor kanan sebuah peristiwa yang lain dari yang diamati terjadi pada masa observasi yang mengakibatkan subjek C keluar dari himpunan risiko. Objek C secara teknis dapat digolongkan seperti subjek B. Subjek D dapat digolongkan

sebagai observasi yang ‘*fully censored on the right*’. Subjek D ini memasuki periode observasi setelah masa observasi, oleh karenanya objek ini hilang dari pengamatan.

Subjek E digolongkan sebagai sebuah kasus yang *full censoring on the left*. Umumnya *left censoring less* lebih dapat digunakan dibandingkan dengan *right censoring*. Dan kasus E adalah situasi yang paling sulit diurus. Dibandingkan dengan kasus subjek D, subjek B juga dinamai sebagai sebuah *right-truncated* observastion (observasi terpancung-kanan). *Truncated* adalah sebuah kasus sensoring khusus yang ditunjukkan dengan sebuah observasi parsial dari data hidup (*duration data*). Diantara observasi tersensor, *observasi righ-truncated* paling sering terjadi dalam studi ilmu sosial, dan satu kapasitas dari analisis *event history* adalah menanganinya dengan analisis yang lebih baik dibandingkan dengan analisis konvensional lain.

Contoh: Seorang pengusaha bola lampu, mengamati tahap hidup bola lampu produksinya. Bola lampu yang dijual diproduksi dengan dua metode. Metode baru dan metode lama. Kelangsungan hidup adalah lama sebuah bola lampu bertahan hidup dipakai. Peristiwa yang diamati adalah bolah lampu yang ‘putus’. Jika misalkan periode pengamatan dilakukan selama 1000 jam. Beberapa bola lampu akan putus dan beberapa tetap dapat menyala setelah masa pengamatan. Peristiwa bola lampu yang masih baik setelah melewati masa pengamatan dinamakan tersensor.

Umumnya terdapat tiga penyebab mengapa terjadi peristiwa tersensor (*censorship*)

1. Masa studi/pengamatan berakhir dan tidak terjadi peristiwa (*study end- no event*)
2. Sampel yang menjadi objek studi ‘gagal diikuti/diamati’ (*lost to follow up*)
3. Sample yang menjadi objek studi ‘keluar’ dari pengamatan (*withdraws from the study*).

Fungsi Survival (*Survivor Function*) dan Hazard Rate

Fungsi Survival (*Survival Function*)

Fungsi survival, adalah properti dari sebuah variabel random yang memetakan sebuah himpunan event, umumnya yanag bersesuaian dengan kematian atau kegagalan dari sebuah system, dalam waktu. Fungsi ini dinyatakan dalam probabilitas bahwa system akan survive melampaui sebuah waktu tertentu. Kemudian kita tertarik pada probabilitas bahwa system tersebut masih tetap berfungsi pada sebuah unit waktu t di masa depan. Secara simbolis probabilitas ini dinotasikan sebagai $S(t)$. Variabel random yang diperhatikan dalam hal ini adalah T , didefinisikan sebagai waktu gagal dari semua entitas yang diketahui terjadi pada waktu $t = 0$, dan oleh karenanya sering dinamakan sebagai failure time random variable. Sekarang jika T adalah waktu gagal, kemudian probabilitas dari masih berfungsi pada waktu t adalah sama dengan probabilitas bahwa waktu gagal adalah setelahnya. Secara matematika tentu saja lebih besar dari t .

Jadi kita dapat dikatakan bahwa kwanntitas yang paling mendasar untuk menjelaskan waktu hingga sebuah peristiwa adalah Fungsi Survival $S(t)$ dan didefinisikan sebagai probabilitas sebuah individu bertahan ((survive) setelah waktu t .

$$S(t) = P[T > t] \dots\dots\dots(1)$$

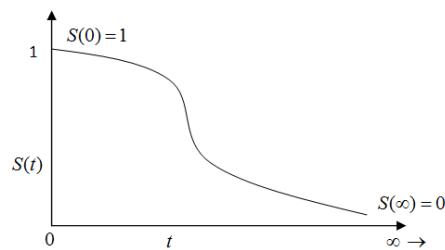
Mudah dimengerti bahwa $T \geq 0$, juga $S(0) = 1$, dan properti dari $S(t)$ adalah sebuah fungsi non-increasing. Sehingga dapat diasumsikan bahwa $\lim_{t \rightarrow \infty} S(t) = 0$

Karena fungsi survival $S(t)$ memberikan probabilitas bahwa sebuah individu survive melebihi sebuah waktu tertentu, sehingga fungsi tersebut memberikan probabilitas bahwa variabel random T melebihi waktu t .

Tabel. 1.
Fungi Survival, $S(t) = P[T > t]$

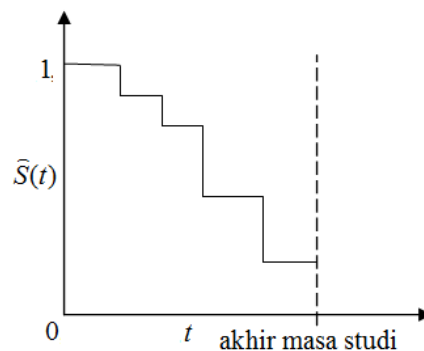
t	$S(t)$
1	$S(1) = P[T > 1]$
2	$S(2) = P[T > 2]$
3	$S(3) = P[T > 3]$
...	...

Secara teori, fungsi survival dapat digambarkan dalam system Kartesius sebagai sebuah kurva ‘halus’. Misalkan kita gambarkan waktu ‘ t ’ pada sumbu X, dimana t mempunyai nilai dari 0 hingga tak terhingga dan $S(t)$ pada sumbu Y.



Gambar 2.
Survivalship menurut Waktu Kontinu

Dalam praktek, ketika menggunakan data, umumnya kita mendapatkan grafik dalam bentuk fungsi step. Yang dimaksud dengan fungsi step adalah apabila waktu dalam bentuk diskrit.



Gambar 3
Survivalship menurut Waktu Step/Diskrit

Hazard Rate

Fungsi hazard adalah angka kegagalan kondisional dalam kenyataan sehari-hari, *force of mortality* dalam demografi, fungsi intensitas dalam proses stokastik, *age-specific failure in epidemiology*, *invers* dari rasio Mill dalam ekonomi. Secara formal, misalkan X adalah sebuah variabel random untuk jangka waktu dari periode risiko dari sebuah peristiwa. Kemudian angka hazard $h(x)$ diberikan sebagai

$$h(x) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{P[x \leq X < x + \Delta x | X \geq x]}{\Delta x} \dots\dots\dots(2)$$

Mean Residual Life Function Dan Median Life: Parameter penting lainnya dalam analisis survival adalah: *mean residual life* pada waktu x . Untuk umur individual x , parameter ini mengukur *expected remaining lifetime*.

DATA DAN METODE

DATA

Data dalam penelitian ini didapat dari ICU rumah sakit UKI pada tahun 2013. Terdapat sebanyak 69 pasien yang dirawat dapat dijadikan menjadi responden dalam penelitian ini.

Tabel 3. menjelaskan variabel dalam penelitian. Variabel terikat adalah Time (to Event) dan Variabel bebas adalah variabel yang terdapat dalam rekam medik pasien.

Tabel 3.
Variabel Terikat (Time to event) dan Variabel Bebas

Nomor	Nama Variabel	Coding
1	Time (to Event)	Hari
2	Sex	1.Laki-laki, 0. Perempuan
3	Age	Umur dalam tahun
4	Status	0. Sensoring, 1: Meninggal
5	Natrium	
6	Kalium Chlorida	
7	Hb (g/dl)	
8	Leukosit (H ribu/UL)	
9	Hematokrit (%)	
10	Trombosit (ribu/UL)	
11	Gula Darah sewaktu (mg/dl)	

Pada tabel 3 disajikan variabel yang digunakan dalam uji probabilitas kematian dalam penelitian ini. Variabel bebas yang diuji adalah: Sex, Age, Status, Natrium, Kalium Chlorida,

Hb (g/dl), Leukosit (H ribu/UL), Hematokrit (%), Trombosit (ribu/UL), dan Gula Darah sewaktu (mg/dl)

Tabel 4.
Deskripsi Variabel, ICU RS UKI 2013

Variabel	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Deviasi Standar
Umur	3	85	52.41	18.71
Survival	1	50	11.71	10.85
Status	0	1	0.38	0.49
Natrium	124	324	144.80	26.66
Kalium	2.2	34	4.20	3.71
Chlorida	9.3	255	102.40	28.77
Hb (g/dl)	5.8	18.9	12.04	2.72
Leukosit (H ribu/UL)	4.5	43.5	13.20	7.20
Hematokrit (%)	16.8	54	35.18	7.62
Trombosit (ribu/UL)	32	540	255.84	103.80
Gula Darah sewaktu (mg/dl)	86	350	196.36	77.43

METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan dua metode

1. Metode analisis grafis (*Kaplan Meyer Graphical Analysis*) dan *log-rank test* untuk kesamaan fungsi survivorship.
2. Melakukan analisis dengan *Model Survival Regression*. Dalam hal ini, digunakan *Model Cox Proportional Hazard* (Model Cox PH)

Model Cox PH umumnya ditulis dalam bentuk model hazard seperti berikut

$$h(t, X) = h_0(t) \exp \left[\sum_{i=1}^p \beta_i X_i \right] \dots\dots\dots (5)$$

Dimana: $h_0(t)$ dinamakan **baseline hazard function**, X menotasikan sejumlah p Variabel bebas X_1, X_2, \dots, X_p . Model Cox PH dalam penelitian dikelompokkan ke dalam model semiparametrik karena $h_0(t)$ tidak dispesifikasi

Model Cox PH merupakan persamaan hazard pada waktu t untuk sebuah individu dengan sebuah himpunan variabel bebas X. Dalam Model Cox PH ditunjukkan bahwa pada waktu t, hazard merupakan perkalian dari dua kuantitas. Kuantitas pertama adalah $h_0(t)$ dan kuantitas

kedua adalah ekspresi eksponensial e pada jumlah linier dari $\beta_i X_i$. Asumsi dasar dari model Cox PH adalah bahwa baseline hazard merupakan fungsi waktu t , tetapi tidak mengandung X . Pada sisi lain, ekspresi eksponensial mengandung X tetapi tidak melibatkan waktu t .

Untuk menguji asumsi dari Model Cox PH digunakan kurva $-\ln(-\ln \hat{S})$ untuk dua individu yang diperhatikan. Jika kedua kurva tersebut 'sejajar', maka model Cox dapat digunakan.

Menghitung Hazard Rasio

Sebuah Rasio Hazard didefinisikan sebagai hazard untuk satu individu dibagi dengan hazard untuk satu individu lain. Kedua individu yang akan dibandingkan dapat dilihat melalui nilainya untuk himpunan prediktor, yakni X_i .

Kita dapat menuliskan rasio Hazard ini sebagai esatimasi dari $h(t, X^*)$ dibagi dengan estimasi dari $h(t, X)$, dimana X^* menyatakan himpunan dari prediktor untuk satu indivu, dan X menotasikan himpunan prediktor untuk individu lain.

Jadi Rasio Hazard dapat dituliskan sebagai

$$\widehat{HR} = \frac{\widehat{h}(t, X^*)}{\widehat{h}(t, X)} \dots\dots\dots (7)$$

dimana $X^* = (X_1^*, X_2^*, \dots, X_p^*)$ dan $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$

kemudian persamaan ini dapat diturunkan penulisan persamaanya sebagai berikut

$$\widehat{HR} = \frac{\widehat{h}(t, X^*)}{\widehat{h}(t, X)} = \frac{h_0(t) e^{\sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i X_i^*}}{h_0(t) e^{\sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i X_i}} \dots\dots\dots (8)$$

atau

$$\widehat{HR} = e^{\sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i (X_i^* - X_i)} \dots\dots\dots (9)$$

$$\widehat{HR} = \exp \left[\sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i (X_i^* - X_i) \right] \dots\dots\dots (10)$$

Misalkan $X = (X_1, X_2, \dots, X_p) = X_1$ dimana X_1 menyatakan variabel exposure bernilai (0,1). Dalam hal ini dapat dituliskan bahwa $X_1^* = 1$ dan $X_1 = 0$

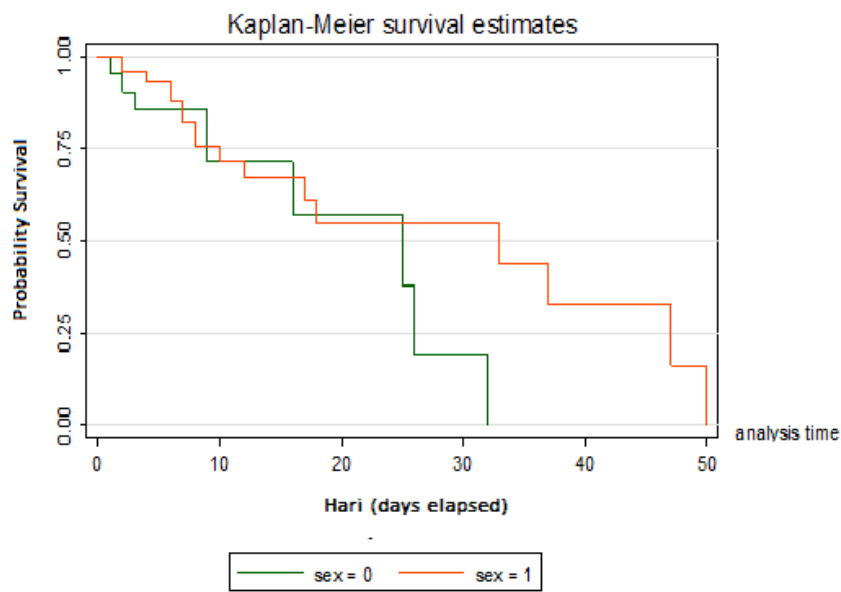
Kemudian persaaan di aapat dituliskan menjadi

$$\widehat{HR} = \exp \left[\hat{\beta}_1 (X_1^* - X_1) \right] \dots\dots\dots (11)$$

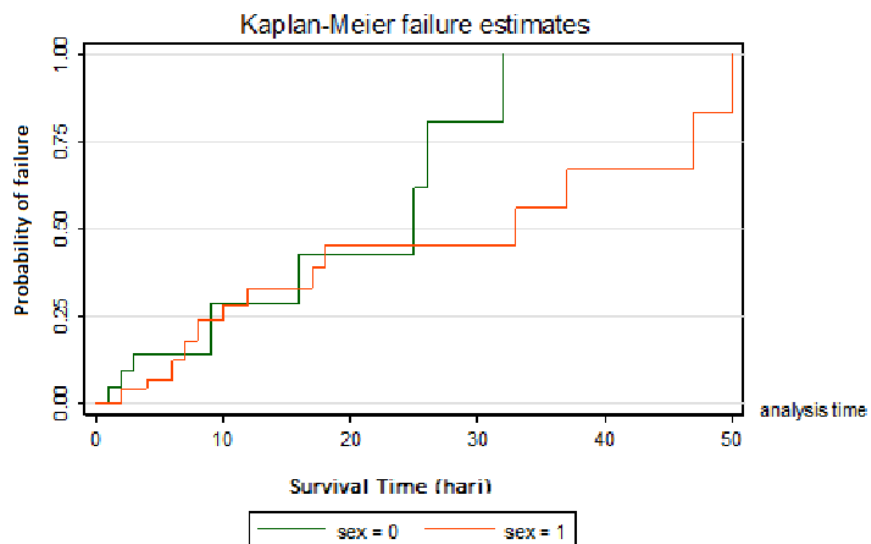
$$\widehat{HR} = \exp \left[\hat{\beta}_1 (1 - 0) \right] = \exp \left[\hat{\beta}_1 \right] \dots\dots\dots (12)$$

HASIL ANALISIS

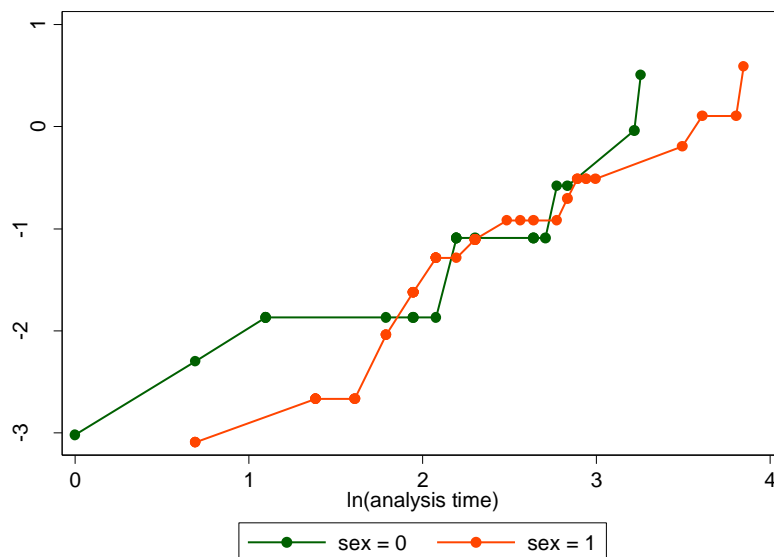
Metode analisis grafis disajikan dalam Gambar 4 dan Gambar 5, dan Gambar 6



Gambar 4.
Estimasi Kelangsungan Kaplan Meyer menurut Jenis Kelamin



Gambar 5
Estimasi Kegagalan Kaplan-Meier menurut Jenis Kelamin



Gambar 6
Kurva Log-log kelangsungan (*log-log survival curve*) menurut Jenis Kelamin

Dari Gambar 4, Gambar 5, Pasien perempuan cenderung mempunyai probabilitas kegagalan lebih tinggi dibandingkan dengan pasien laki-laki. Sedangkan dari Gambar 6, bahwa Model Cox PH cocok digunakan sebagai alat analisis.

Log Rank Test Untuk Fungsi Survivorship

Pertama-tama yang dilakukan adalah membuat hipotesis untuk uji perbedaan survivorship antara laki-laki dan perempuan.

Ho: tidak ada perbedaan diantara kurva survival

H1: terdapat perbedaan diantara kurva survival

Tabel 4
Log-rank Test untuk Kesamaan Fungsi Survivorship menurut Jenis Kelamin

Jenis Kelami	Peristiwa Terobservasi	Ekspektasi Peristiwa
Perempuan	9	6,81
Laki-laki	17	19,19
Total	26	26,00
Chi(2) (1) = 1,04		
Pr > Chi2 = 0,3071		

Sumber: diolah

Terlihat dari Tabel 4. bahwa kematian laki-laki dan kematian perempuan tidak berbeda secara signifikan. Hal ini ditunjukkan melalui pengujian $Pr > Chi2 = 0,3071 > 0,05$. Tidak terbukti secara statistik bahwa kejadian kematian laki-laki dan kematian perempuan berbeda secara signifikan pada pasien di ICU RS UKI. *Log-rank test* untuk perbedaan 'peristiwa kematian' akibat jenis kelamin sebesar 0,3071. Walau sekilas terlihat seolah-olah berbeda dari Grafik

Kaplan Meyer, uji log rank test menunjukkan bahwa perbedaan tidak terdapat perbedaan tingkat kematian antara pasien dengan jenis kelamin laki-laki dan perempuan.

Tabel 5
Variabel Bebas, Estimasi Hazard Ratio, Standar Error, Z, dan p > Z Model Cox Proportional Hazard¹

Variabel Bebas	Haz. Ratio	Standar Error	z	P>z
Natrium	1,015	0.0050562	3.06	0.002
Kalium	1,1527	0,0550842	2,98	0.003

Sumber : diolah

KESIMPULAN

Dari pengolahan Tabel 4, bahwa tidak terdapat perbedaan dalam hal kelangsungan hidup (*survivorship*) antara pasien laki-laki dan perempuan. Tabel 5. Menunjukkan bahwa dari sejumlah variabel yang tercatat dalam *medical record* RS UKI, terdapat dua variabel yang signifikan mempengaruhi risiko kematian pasien, yakni variabel Natrium dan Kalium. Untuk peningkatan satu unit Natrium, dan Kalium terjadi probabilitas kematian sebesar 1,015 kali, dan 1,1527 kali.

SARAN KEBIJAKAN

- ICU RS UKI perlu melakukan pencatatan data rekam medis dalam bentuk *softcopy* agar memudahkan pengguna data dalam melakukan studi, dan selanjutnya juga agar RS UKI dapat mengembangkan penelitian dalam bidang kedokteran dengan menggunakan data yang didapat dari pasien.
- Data masih kurang lengkap, sehingga hasil analisis tidak maksimal. ICU RS UKI perlu melakukan lebih banyak penelitian sehubungan dengan kekayaan data pasien (rekam medis) yang tersedia. Data ini sangat berharga dan sebaiknya tidak hanya tersimpan dalam arsip penyimpanan.
- Kandungan Natrium dan kandungan Kalium perlu mendapat perhatian yang lebih seksama, karena kedua variabel ini secara signifikan berpengaruh kepada risiko kematian pasien.
- Perlu dilakukan pengkajian lebih mendalam dari sisi Ilmu Kedokteran karena variabel bebas yang dapat berpengaruh di atas, tentu mempunyai ambang batas dalam pengaruhnya. Hal ini tidak dapat ditangkap dalam studi ini.

DAFTAR PUSTAKA

Chambers, J. M., dkk., Tukey. 1983. *Graphical Methods for Data Analysis*. Belmont, CA: Wadsworth.

Cox, D.R., dan Oakes, D. 1984. *Analysis of Survival Data*. London: Chapman & Hall.

¹ Jumlah dan kualitas data dalam penelitian ini perlu mendapat perhatian lebih lanjut. Hasil Model Cox PH menunjukkan bahwa data mengalami kolinieritas sehingga tidak dapat dilakukan pemodelan.

Hosmer, D.W., dan Lemeshow, S. 2000. Applied Logistic Regression 2nd Edition, New York: Wiley

Hosmer, D.W., dan Lemeshow, S. 1989. Applied Survival Analysis, New York: Wiley

Houwelingen, H., 2011. dynamic Prediction in clinical Survival Analysis, Chapman & Hal/CRI

Hug, Caleb W. (2006) Predicting the Risk and Trajectory of Intensive Care Patients Using Survival Models, Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory Technical Report, MIT, Cambridge.

Kleinbaum, D. G., dkk., 1998, Applied Regression analysis and Other Multivariate methods, third edition, duxury Press, Pacific Grove.

Kleinbaum, D. G., Klein, M., 2005. Survival Analysis A Self-Learning Text, Springer .

Kleinbaum, D.G., Klein, M.M., 2005, Survival Analysis A Self-Learning Text 2nd ed. Springer Sciende+Busniness Media, Inc. New York.

Niskulin, M.S. dkk ed. 2000. Advances in Degradation Modeling, advances in Degradation Modeling Aplication to Reliability, Survival Analysis, and Finance, Birkhauser Boston.

Lee, E.T., Wang, J. S., 2003, Statistical Methods for Survival Data Analysis, Wiley-Interscience.

Pallant, J., 2007., SPSS Survival Manual A Step by Step Guide to Data Analysis using SPSS for Windows 3rd ed. Open University Press McGraw-Hill.

-----, Mathematical Methods In Survival Analysis, Reliability and Quality of life, ISTE Ltd dan John Wiley & sons, Inc.

-----, Stata User's Guide Release 13, Stata Press Publication.